

α 稳定分布的水声信号处理新方法

张安清*** 邱天爽* 章新华**

*(大连理工大学电子与信息工程学院 大连 116024)

** (海军大连舰艇学院信息工程系 大连 116018)

摘 要: 本文依据分数低阶统计信号处理理论和舰船辐射噪声信号特性, 提出了水声信号新的噪声模型, 分析了常规 LMS 滤波方法在非高斯 α 稳定分布噪声下性能退化的原因, 提出了基于分数低阶 p -范数的 LMP, NLMP 水声信号自适应降噪滤波方法, 并分析了参数 p 值的选取对 LMP 滤波效果的影响。理论分析和计算机仿真结果表明这种方法在高斯和非高斯 α 稳定分布条件下都具有良好的鲁棒性。

关键词: 分数低阶统计量, α 稳定分布, 舰船辐射噪声, 水声信号, 检测

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2005)08-1201-04

A New Underwater Acoustic Signals Processing Approach to α -Stable Distribution

Zhang An-qing*** Qiu Tian-shuang* Zhang Xin-hua**

*(School of Electronics and Information Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

** (Department of Information Engineering, Dalian Naval Academy, Dalian 116018, China)

Abstract According to the theory of the fractional lower order statistical signal processing and the characteristics of ship radiated noises, this paper proposes a new noise model of underwater acoustic signals. The reasons of performance degenerate are analyzed for traditional LMS approach. A new replace approach is advanced to adaptive filtering based on fractional lower order moments for underwater acoustic signals. It is analyzed how to affect the performance of LMP algorithm for choosing p value. Theoretic analysis and computer simulations indicate that the new method is not only suitable for Gaussian noise conditions, but also very robust under the lower order α -stable distribution noise conditions.

Key words Fractional lower order statistics, α -stable distribution, Ship radiated noise, Underwater acoustic signal, Detection

1 引言

水声信号处理是未来反潜战和水声对抗装备发展中的关键技术, 远程被动目标探测、识别和多目标跟踪也是水声信号处理急需解决的难题。作为舰船辐射噪声信号的背景海洋环境噪声极其复杂, 因时间和地理位置的变化而有所不同, 待检舰船辐射信号被其严重污染, 这不仅影响目标检测, 同时也给进一步的目标特征提取及分析带来了困难, 因此去噪降噪、恢复原始信号、提取有用信息是水声信号处理的主要任务^[1]。

通常假设海洋环境噪声服从高斯分布, 从而利用水声信号的二阶或高阶统计量(SOS 或 HOS)进行谱估计、降噪滤波、波束形成和盲分离等处理方法。然而, 在实际中所遇到的海洋环境噪声以及多种人为噪声^[2,3]均不是高斯分布的。这类噪声的共同特点是噪声的某些瞬间幅度远远地高出其均值, 具有非常显著的脉冲特性, 且其统计密度函数具有较厚的拖

尾^[2-4], 他们正符合分数低阶 α 稳定分布过程^[3]的显著特征。由于分数低阶 α 稳定分布过程只有不超过 α ($0 < \alpha < 2$) 阶矩, 所以导致在高斯假定下设计的基于高阶或二阶统计量的处理系统性能退化, 甚至失效。

本文提出基于分数低阶理论的水声信号处理的新方法。文中首先分析海洋环境噪声、舰船辐射噪声等水声信号的分布特性, 估计其参数, 建立水声信号新的检测模型。尔后回顾分析常规 LMS 滤波方法^[5]性能退化原因, 提出基于分数低阶矩的水声信号自适应滤波新方法。最后, 给出了所提算法的计算机仿真结果和性能分析。仿真结果表明基于分数低阶理论的水声信号处理的新方法在高斯和非高斯分数低阶 α 稳定分布条件下都具有良好的韧性。

2 α 稳定分布

稳定分布为具有更尖峰或偶然脉冲类信号和噪声提供了非常有用的理论工具, 它是广义上的高斯分布, 即高斯分

布作为它的一个限制条件下的特例。两者的主要区别是稳定密度比高斯密度有更厚的拖尾,稳定分布的这种特征正是用于对具有冲激特征的信号和噪声建模的主要原因之一。另外,稳定分布是非常灵活的建模工具,它有一个特征指数参数 $\alpha(0 < \alpha \leq 2)$ 控制拖尾的厚度。 α 值越小表明有大的冲激,而 α 接近2则更具高斯特性;当 $\alpha=2$,即为高斯分布,如图1所示。

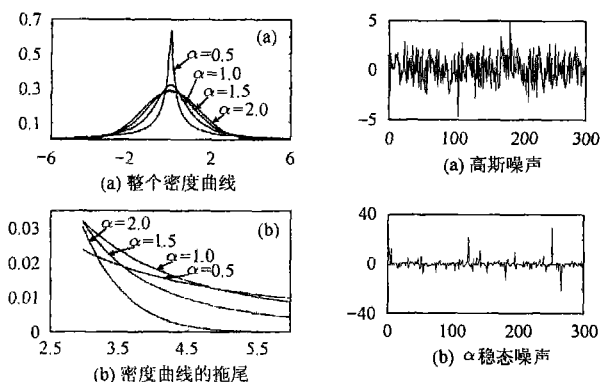


图1 不同特征指数 α 值时的SaS分布密度函数曲线

α 稳定分布的信号没有封闭表达式,只能通过如下的特征函数描述:

$$\phi(t) = \exp\{j\mu t - \gamma |t|^\alpha [1 + j\beta \operatorname{sgn}(t)\omega(t, \alpha)]\},$$

$$\omega(t, \alpha) = \begin{cases} \tan(\pi\alpha/2), & \alpha \neq 1 \\ (2/\pi) \lg|t|, & \alpha = 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中 α 为特征指数,表示 α 稳定分布概率密度函数拖尾的厚度, α 值越小,其拖尾就越厚; γ 为分散系数,表示 α 稳定分布的分散程度; β 为对称参数,当 $\beta=0$ 时,称为对称 α 稳定分布,记为SaS; μ 为位置参数,对于SaS分布, μ 表示分布的均值或中值^[3]。当 $\alpha=2$ 时, α 稳定分布的特征函数与高斯分布的特征函数完全相同,这表明高斯分布是 α 稳定分布当 $\alpha=2$ 时的特例。 $0 < \alpha < 2$ 时的SaS分布保持了高斯分布的一些特性,但又有明显不同。其显著特征是在其统计分布上有较厚的拖尾,即远离均值或中值的样本数较多,从而造成了其时间域波形上较多的尖峰脉冲。通常定义 $0 < \alpha < 2$ 的 α 稳定分布为低阶 α 稳定分布以区别于 $\alpha=2$

的高斯分布。式(1)中, $\operatorname{sgn}(\bullet)$ 为符号函数。如图2所示高斯噪声和分数低阶 α 稳定分布噪声($\alpha=1.5$),可见后者的冲激性明显。

3 水声信号分布参数估计与新的噪声模型

为了鉴别实际的舰船辐射噪声信号和海洋环境噪声的分布特性,我们利用 α 稳定分布参数估计方法,估计他们的分布参数,检验他们的特征指数值,是否符合 α 稳定分布规律。

4类(A, B, C, D)舰船辐射噪声信号和海洋环境噪声由标准水听器采集,采样频率25 kHz。每类取200个工况,每个工况的信号采用20000点,用Koutrouvelis稳定分布特征指数估计方法^[6]估计 α 值如表1所示。表中显示他们的 α 特征指数估计值绝大多数位于2.0以下,在1.85左右居多,这表明舰船辐射噪声信号具有 α 稳定分布特性。海洋环境噪声的特征指数 α 估计值绝大多数位于1.6~1.80之间,表明海洋环境噪声脉冲特性明显,符合分数低阶 α 稳定分布规律。

鉴于舰船辐射噪声信号和海洋环境噪声都具有分数低阶 α 稳定分布特性,且海洋环境噪声表现更显著,因此,新的水声信号噪声模型符合分数低阶 α 稳定分布,即声纳(或水听器)检测信号 $x(n)$ 为

$$x(n) = s(n) + v(n) \quad (2)$$

这里 $s(n)$ 为舰船辐射信号, $v(n)$ 为海洋环境随机 α 稳定分布噪声,其特征函数满足式(1)形式, $v(n)$ 和信号 $s(n)$ 互相独立。

由于低阶 α 稳定分布过程没有有限的二阶统计量^[3,6],因此,在分数低阶 α 稳定分布噪声条件下,基于二阶统计量和高斯噪声假定所设计的水声信号处理器性能必然退化。于是,我们对符合低阶 α 稳定分布的水声信号滤波处理,必须寻求更有效的模型和方法。

4 α 稳定分布条件下的分数低阶LMP自适应滤波方法

最小均方(LMS)自适应滤波器是信号处理的经典算法,

表1 舰船辐射噪声与海洋环境噪声的 α 特征指数估计统计

类别	数 目				
	$\alpha \leq 1.7$	$1.7 < \alpha \leq 1.8$	$1.8 < \alpha \leq 1.9$	$1.9 < \alpha < 1.99$	$\alpha \geq 1.99$
A类	0	10	172	4	14
B类	3	18	154	13	12
C类	0	17	167	10	6
D类	0	15	176	5	4
海洋环境噪声	75	116	6	3	0

它利用最陡下降方向到来的样本来调整线性滤波器的权系数。若用 $y(\cdot)$, W 和 $X(\cdot)$ 分别代表滤波器输出、滤波器权系数向量和检测信号, LMS 算法描述如下:

初始化: $W(0)=0, R(0)=I$, 选择 $\mu: 0 < \mu < 1/\lambda_{\max}$, 其中 $\lambda_{\max}$ 是 R_{XX} 的最大特征值。

更新 $n=1, 2, \dots$

(1) 滤波器的输出 $y(n)=W^T(n)X_N(n)$

其中 $W=[w_0, \dots, w_{N-1}]^T$, $X_N(n)=[x(n), \dots, x(n-N+1)]^T$ 。

(2) 误差估计 $e(n)=X(n)-y(n)$

(3) 权系数调整公式 $W(n+1)=W(n)-2\mu X_N(n)e(n)$

其中 μ 为自适应常数, n 为离散时间变量, N 表示滤波器阶。

上述算法在高斯($\alpha=2$)环境下具有很好的性能, 但是在分数低阶 α 稳定分布噪声($0 < \alpha < 2$)环境下, 由于没有有限的二阶统计量, 使性能函数基于误差平方的 LMS 算法对尖峰抽样极为敏感, 造成算法收敛减慢或不收敛, 从而系统性能显著退化, 甚至不能正常工作。

依据分数低阶信号处理理论, 一个 α 稳定分布的随机变量没有有限方差, 但是其离差(dispersion)是有限的, 并且可以很好地测量估计误差在零附近的波动范围。所以, 为了寻求在 α 稳定分布噪声情况下 LMS 算法的韧性替换, 我们用 l_p -范数误差函数来取代平方误差函数^[3], 这里 l_p -范数误差函数是对实际离差的带噪估计。基于这种思想提出最小平均 p -范数(LMP)算法, 它与 LMS 相似, 只将 LMS 算法中的第(3)步骤权系数调整公式改为

$$W(n+1)=W(n)-\mu p X_N(n) |e(n)|^{p-1} \text{sgn}(e(n)) \quad (3)$$

等式右面的第二项是 p -范数误差函数的瞬时斜率, 其中 $1 < p < \alpha$ 。

尽管 LMP 与 LMS 相比, 对于尖峰抽样更具有韧性, 但在一些具有较大尖峰脉冲抽样情况下, 限制梯度 p -范数估计偏差较大, 从而使算法变得不平稳。为了提高稳定性, 对检测信号进行非线性变换处理, 权系数自适应调整公式变为

$$W(n+1)=W(n)-\mu p g(X_N(n)) |e(n)|^{p-1} \text{sgn}(e(n)) \quad (4)$$

式(4)中的 $g(\bullet)$ 是某种非线性变换, 如中值函数、截断函数、sigmoid 函数、归一化函数等。当 $g(\bullet)$ 为归一化函数时, 算法称为 NLMP 算法。其权系数自适应调整公式如下:

$$W(n+1)=W(n)-\mu p X_N(n) \frac{|e(n)|^{p-1} \text{sgn}(e(n))}{\|X_N(n)\|_p^p + \lambda} \quad (5)$$

其中 $\lambda > 0$ 为较小的数, $1 < p < \alpha$ 。由下面计算机仿真可以看出 LMP, NLMP 滤波方法在分数低阶 α 稳定分布噪声下具有良好的鲁棒性。

5 计算机仿真及算法性能讨论

5.1 在水声信号滤波中 LMP 与 LMS 算法性能的比较

为了检验 LMP, NLMP 算法在高斯噪声和分数低阶 α 稳

定分布噪声环境下的韧性, 采用如式(2)所示水声观测信号, 其中噪声项分别为高斯和分数低阶 SaS 过程, 满足 $\mu=0$ 。

如图3所示给出了不同 α 值的噪声条件下自适应滤波效果。图3(a)中特征指数 $\alpha=2$, 对应于高斯噪声环境, 图3(b)中特征指数 $\alpha=1.5$, 对应于分数低阶 α 稳定分布噪声环境, 仿真过程中取 $p=1.1$ 。仿真结果表明: 当附加噪声为高斯噪声时, LMS, LMP, NLMP 算法都具有较好的性能(图3(a)), 但是在低阶 α 稳定分布噪声环境下, LMS 性能明显退化, 而 LMP、NLMP 算法则保持很好的韧性(图3(b))。实践证明基于分数低阶统计量的 LMP 算法在处理具有脉冲特性的信号和噪声时是非常有效的, 同时也实用于传统高斯噪声环境下的信号处理, 具有很好的鲁棒性, 适合海洋复杂环境下的水声信号检测、估计和识别等处理。

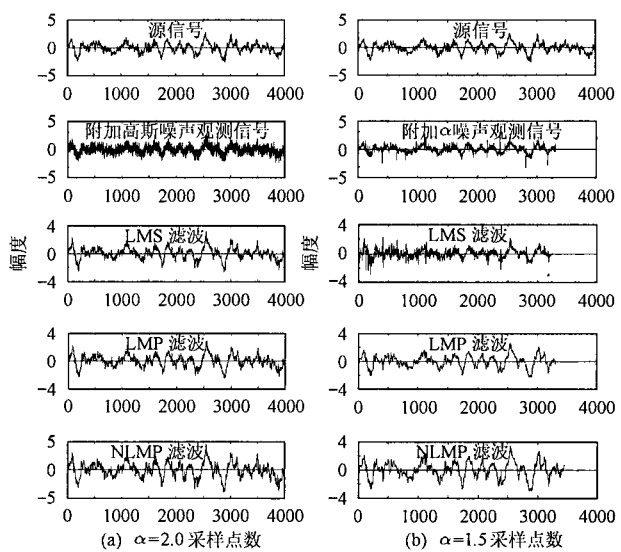


图3 附加高斯或低阶 α 稳定噪声条件下算法效果比较

5.2 高斯与 α 稳定噪声条件下 LMP 和 LMS 滤波误差分析

在水声信号观测噪声模型中 α 控制着噪声脉冲性的剧烈程度, α 越小噪声脉冲性越显著。常规 LMS 滤波方法是以误差的二阶矩为系统代价函数 $J[w]=E[e^2(n)]$, 进而利用最速下降法最小化代价函数, 得到滤波器权系数自适应调整。理论分析可知, 当输入信号中存在脉冲干扰(即 α 稳定分布噪声)时, 滤波系统误差呈现较强的振荡, 甚至发散不收敛。因此, α 越小 LMS 滤波效果越差, 甚至失效。

针对 α 稳定分布噪声特点, LMP 滤波方法是以误差函数的 α 范数 $J=\|e(n)\|_\alpha$ 来表示自适应系统的代价函数, 根据分数低阶矩理论, 只要满足 $0 < p < \alpha$, SaS 过程的 α 范数与其 p 阶矩成正比。这样, 自适应系统的代价函数可以写为

$$J=E[|e(n)|^p] \quad (6)$$

利用梯度技术, 并以误差信号的瞬时值替代其统计平均, 得到梯度估计如式(7), 从而避免了由最小均方准则所引起的性能退化。

$$\hat{V}(n) = \frac{\partial J}{\partial W(n)} = pX_N(n)|e(n)|^{p-1}\text{sgn}(e(n)), 1 \leq p < \alpha \leq 2 \quad (7)$$

如图4所示给出了高斯和 α 稳定噪声条件下LMP和LMS算法滤波误差变化情况。仿真中加入高斯和非高斯 $\alpha=1.5$ 稳定噪声,重复实验20次,平均各次误差得出。从图4和实验过程中清楚看出:无论高斯或 α 稳定噪声条件下,LMP滤波误差收敛(图4(a));在 α 稳定噪声条件下,LMS滤波误差却很大(图4(b)),并在多数情况下出现振荡不收敛。

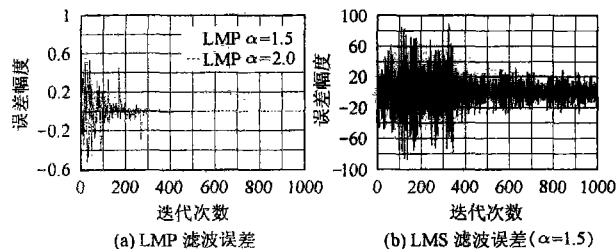


图4 高斯和 α 稳定噪声下LMP和LMS滤波误差比较

5.3 参数 p 值对LMP算法的影响

在LMP算法中, p 值是一个关键的参数,其值必须 $p \in (1, \alpha)$ 以满足代价函数 J 的凸性要求和SaS过程有限矩的要求,因此 p 值的确定依赖于对信号观测序列 α 值的先验知识的了解或估计。根据Zolotarev定理^[3]和大量仿真试验,对 $1 < p < 2$,LMP算法是收敛的, p 值可在 $(1, \alpha)$ 范围内的任取。但在实际的滤波过程中,通常取 $p = \alpha - \varepsilon$,这里 $\varepsilon \ll \alpha$ 。这样选取 p 值的原因在于随着 p 值的增加,LMP的收敛速度也在增加。另一方面,若观测信号序列的 α 值未知,可取 $p = 1 + \varepsilon$,这里 $\varepsilon \ll 1$ 。这样可以保证LMP滤波算法的收敛性,但其代价是收敛速度变慢了。

为了检验LMP滤波算法的滤波效果,在仿真实验中测量滤波输出信号受噪声污染程度,需定义信噪比指标,正如上面所讨论的, α 稳定分布序列没有有限的二阶矩估计,传统SNR定义对 α 稳定分布来说不是一个有效的失真测度。因此,提出基于分数低阶统计量失真度的测量方法。与对信噪比取对数的方法不同,我们将信号失真度定义为信号与噪声 p 阶原点矩之比,这里 $1 \leq p < \alpha$,如式(8),我们将其称为分数阶信噪比(FSNR)。

$$\text{FSNR} = 10 \lg \frac{E\{|d|^p\}}{E\{|n|^p\}} \approx 10 \lg \frac{\|d\|_{(p)}^p}{\|n\|_{(p)}^p} \quad (8)$$

如图5显示了所选择的 p 值对LMP算法收敛性的影响。仿真实验中 $\alpha=1.6$,20次重复测量LMP滤波输出的FSNR。从图中可以清楚地看出,在 α 值邻域内FSNR值比较平滑,当 $p < \alpha$ 时,性能没有较大的损失,当 p 值接近 α 值时,可以获得最高的性能,而当 p 值超过 α 值继续增加时,性能损

失严重。基于观察结果,我们得出以下结论:LMP滤波算法中取 $p = \alpha - \varepsilon$ 可获较佳的效果;在 α 不确定条件下,取 $p = 1 + \varepsilon$ 是行之有效的。

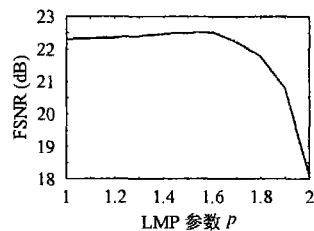


图5 参数 p 对LMP算法性能的影响

6 结论

稳定分布是统计信号处理非常有用的工具,它能够描述许多非高斯现象,无论是轻微还是严重脉冲干扰,都能灵活建立其模型。这对缺乏有限方差的信号处理问题,传统基于二阶或高阶的信号处理技术就不再适用,因此,基于分数低阶矩的处理算法就是很好的替代。开发和利用 α 稳定分布的其他属性处理水声信号,如水声信号目标检测、波束形成和盲处理等问题,将是我们下一步要研究的。

参考文献

- [1] 李启虎. 水声学研究进展[J]. 声学学报, 2001, 26(4): 295-301.
- [2] Tsihrantzis G A, Nikias C L. Fast estimation of the parameters of alpha-stable impulsive interference [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1996, 44(6): 1492-1503.
- [3] Nikias C L, Shao M. *Signal Processing with Alpha-Stable Distributions and Applications* [M]. New York: John Wiley and Sons, Inc., 1995: 3-10.
- [4] Georgiou P G, Tsakalides P. Alpha-stable modeling of noise and robust time-delay estimation in the presence of impulsive noise [J]. *IEEE Trans. on Multimedia*, 1999, 1(3): 291-301.
- [5] 张贤达. 现代信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002: 190-195.
- [6] Koutrouvelis I A. Regression type estimation of the parameters of stable laws [J]. *JASA*, 1980, 75(4): 918-928.

张安清: 男, 1964年生, 副教授, 主要研究方向为军事信号与信息处理、目标识别和水声信号盲分离技术研究等。

邱天爽: 男, 1954年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为非平稳及自适应信号处理、时间延迟估计等。在国内外学术期刊及国际会议发表的论文中被SCI、EI收录32篇。

章新华: 男, 1962年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为水声信号处理、水下目标识别以及舰艇作战系统建模与仿真。在国内外学术期刊及国际会议发表的论文中被SCI、EI、ISTP收录22篇。